慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	企業の不確実性下における投資の意思決定基準について
Sub Title	
Author	石川, 祥一朗(Ishikawa, Shōichirō) 大林, 厚臣(Ōbayashi, Atsuomi)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2020
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2020年度経営学 第3683号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002020-3683

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（　　2020　年度）

論文題名

企業の不確実性下における投資の意思決定基準について

指導教員	大林　厚臣
副指導教員	林　高樹
副指導教員	井上　哲浩

氏　名	石川　祥一朗

論 文 要 旨

所属ゼミ	大林　研究会	氏名	石川　祥一朗

（論文題名）
企業の不確実性下における投資の意思決定基準について

（内容の要旨）

本研究は、企業により繰り返し行われる投資の意思決定基準について考察するものである。不確実性のある環境における企業活動においては、意思決定の基準は１回の意思決定に対してだけでなく、繰り返し行われる投資の意思決定基準についても検討する必要がある。昨今、意思決定ついてはデータサイエンスや機械学習等の帰納的推論によるアプローチが用いられることが多い。しかし、これらのアプローチはデータの取得量や取得頻度の多い領域で機能するものであり、データの取得量や取得頻度の少ない領域では機能することが難しいと考えられる。そこで本研究では、現時点ではデータが蓄えられていない程度の長期間の意思決定を仮定したシミュレーションを作成し、意思決定基準の違いによって生存と累積リターンにどのような違いが出るか検証することを試みている。そうすることによって、不確実性下での投資の意思決定基準をどう考えるべきかを考察する。本研究では、生存性と累積リターンの大きさを不測の事態に対応する余力がよりあるものと捉え、その２点の結果を基に不確実性下における投資の意思決定基準を考える。

検証の方法として、繰り返しの投資の意思決定を行うシミュレーションを作成し、４つの異なる意思決定基準を用いて生存性と累積リターンの違いを検証する。シミュレーションは最初の資産を 10,000,000 単位とし、複数の投資案件のリターンと成功確率と見立てた乱数を生成し、各意思決定基準によって案件を選択していく。投資に成功した場合は選択した投資案件のリターンが資産に加算され、失敗した場合は資産から減算される。この処理を繰り返し行う過程で一度でも資産が０になると、そのサンプルは破産したこととして扱う。検証する意思決定基準は、期待値最大化、リターン最大化、成功確率最大化、対数期待値最大化の４つを用いている。各意思決定基準の 100 サンプルのシミュレーション結果の要約統計量を算出し比較を行った。比較では最小値、中央値、平均値、最大値、標準偏差を指標として用いた。検証の結果として、期待値最大化が僅かに生存性について低かったが、サンプル全体のパフォーマンスは良い結果となった。しかし、対数期待値最大化は全体のパフォーマンスが劣るものの、最小値がどの意思決定基準よりも高くなる傾向にあった。また、期待値最大化と比べ標準偏差も小さく安定していると言える。

目次

1 研究テーマの背景 ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・ 5

2 先行研究 ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・6

3 筆者が考える課題・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・9

4 研究の目的と方法・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・11

4.1 研究の目的と検証方法・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・11

4.2 シミュレーション・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・11

4.2.1 シミュレーションの概要・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・11

4.2.2 投資案件の規模が不変な条件のシミュレーション・・・・・・・・12

4.3 用いる意思決定基準・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・13

4.3.1 期待値最大化・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・13

4.3.2 リターン最大化・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・13

4.3.3 成功確率最大化・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・14

4.3.4 対数期待値最大化・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・14

5 シミュレーションの結果・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・15

5.1 投資案件の規模が不変な条件での繰り返し意思決定・・・・・・・・15

5.1.1 各意思決定基準で 100 回試行を繰り返すケース・・・・・・・・・15

6 考察・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・20

7 まとめ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・21

7.1 結論 ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・21

7.2 本研究の課題について・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・21

7.3 今後の研究の課題について・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・22

参考文献・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・23

謝辞・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・24

Appendix・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・25

1　研究テーマの背景

本研究は、2020 年に社会へ大きな影響を与えている新型ウイルスによるパンデミックがきっかけで課題意識を持つに至ったものである。企業の意思決定は、不確実性を考慮して経営しなければ持続が困難な状況に追いやられることを示す例であった。新型ウイルスによるパンデミックに限らず、米国同時多発テロやリーマンショック、日本であれば東日本大震災と約 10 年に 1 度の間隔で経営に大きな影響を与える事象は起きている。これらの発生頻度は非常に稀だが経済・経営に大きな影響を与える事象を、タレブ（2009）ではブラックスワン現象と呼んでいる。この現象の特性の 1 つは、帰納的推論による予測が非常に困難なことである。

昨今、機械学習やデータサイエンス等の企業への浸透により、企業のテクノロジーを用いた帰納的推論の活用は増加することが期待される。しかし、ブラックスワン現象のように、帰納的推論での対応が困難な特性を持つ事象も存在する。そして、そのリスクが混在する可能性を考慮した意思決定基準を指針として企業が持つことは重要であると考えられる。

本研究の意義は、そのような不確実性の中で繰り返し行われる投資の意思決定基準の考察を行い、企業経営における投資の意思決定基準に 1 つの指針を見出すことにある。

2 先行研究

本研究を進めていくにあたって、ここまでの調査として、タレブ(2009)(2010)によるブラックスワン現象の定義及び、不確実性の定義の調査を行なった。タレブのブラックスワン現象は以下の定義とされている。[1]

・統計学でいう外れ値であること

・その外れ値が全体に対して大きな影響を与えること

これを統計学的に言い換えると、ブラックスワン現象は、べき分布のような確率分布に従う。つまり、平均から極端に離れた値によって、平均や分散のような統計量が事象に対する説明力を持たないことが考えられる分布である。なおタレブ(2009)(2010)では、認知に関係する事項もブラックスワンの定義に含められているが、本研究では認知に関する領域は扱わないことする。

タレブ(2009)では正規分布に従うものと、べき分布のような分布に従うものは性質が大きく異なるため、分けて考える必要があると主張している。タレブの主張としては、確率事象を正規分布で説明できる場合、予測やリスクの管理は容易であると考えている。しかし、世の中の事象は正規分布に当てはめて考えることが不適切なものが多いことも知られている。正規分布が当てはまる領域では、データが増える度に全体の特性についてわかることが増えていく傾向にある。しかし、べき分布が当てはまる領域では、データが増えることによってわかることは、正規分布の領域とは異なる。全体を表す統計量を大きく変化させる外れ値が現れることも考えられる。そのような外れ値の現れ方も不規則であるため、データが増えても全体の特性を徐々に把握していっているとは言い難い。そして、正規分布は分布の性質が把握しやすいため係数の推定等が容易であるが、べき分布等については性質の把握が困難であるという特徴がある。そのため、べき分布等に従っているということを把握しても、正規分布に比べて正確な推定を行うことは困難である。そのため、どのようにして予測に活用するかが課題と考えられる。

タレブ(2014)ではブラックスワンのような事象に対してどのような意思決定を行うべきか述べられている。タレブの主張としては、「ブラックスワン現象のような稀な事象の発生確率を計算することは不可能であるが、脆さは測定が可能である」というものがある。タレブ(2014)では予測を行うことが不可能だと仮定し、その上で意思決定を行う際には、次のことに注力するよう主張している。

・ランダムな事象に対して潜在的な損失と利得どちらが大きいかを見極める

・予測ミスによるダウンサイドを最小化し、利得を最大化することを考える

本研究では、タレブが(2008)(2009)(2010)(2014)で主張してきた不確実性についての次の表の体系を基に考察を進めていくものとする。[2]

図表 2.1 不確実性の 4 つの象限

	単純な潜在的損失	複雑な潜在的損失
正規分布に従う領域	第一象限 並外れて安全	第二象限 いくらか安全
べき分布に従う領域	第三象限 安全	第四象限 ブラックスワンの領域

（出所：タレブ(2010)を著者で一部修正）

表中の単純な潜在的損失とは、潜在的損失の変動幅が事前に推測可能な場合である。複雑な潜在的損失とは、潜在的損失の幅が非常に大きく計算が困難な場合である。またその特性から、単純な潜在的損失と違い損失の累積値や期待値を重視する必要があるとされる領域である。

タレブ(2010)によると、帰納的推論は第四象限を除く領域では機能する可能性が高いとしている。タレブの問題提起としては、多くの帰納的推論の活用が第四象限に含まれており、予測は困難であるとしている。ただし具体的には、尖度という確率変数の確率密度関数や頻度分布の鋭さを表す指標をもちいて、稀な事象がどれだけ全体に影響を与えるかを推測することができる。第四象限の例として、極端な 1 つのデータが全体の尖度の 90%を占める場合があり、標準誤差が大きすぎて統計的推定ができないケースがある。このようなケースの場合、データが 1 つ抜けただけで全体像を完全に見誤ってしまう。このように尖度が大きい分布だと、分散や標準偏差のような統計量が全体を表現する指標として不適切になることが考えられる。このように、正規分布が当てはまる領域で予測が可能であったことが、べき分布が当てはまる領域では機能しないと考えられる。また、この特性を無視することで歪んだ意思決定を助長する可能性がある。

生存確率を保持しつつ、累積のリターンを最大化できるかを本研究では検証する。企業の投資についての意思決定はタレブ(2010)で表現すると、第四象限に属するものが多いと考えられ、その領域においては帰納的推論での限界が仮定される。本研究では、それを補う基準を考察していくことを目的とする。意思決定分野ではギルボア(2005)(2012)(2014)があり、意思決定についての考察の参考にした。

3 筆者が考える課題

1 発生頻度は非常に稀だが、経済や経営における影響が甚大な事象について従来の意思決定理論は考慮してないことが時折見受けられる。企業の投資に関する意思決定理論の多くは、1回だけ発生する意思決定についていかに考えるべきかを扱うものが多い。しかし企業経営の文脈において、投資の意思決定はブラックスワンのリスクを内包した繰り返し行われる意思決定だと捉えることが必要であると考える。なぜなら、企業経営とはROIの高さだけでなく、生存確率や持続性、累積の利益等も念頭に入れながら意思決定を行う必要があるからである。

2 機械学習やデータサイエンス等で「将来予測」について語られるが、帰納的な推論は過去の延長としての予測に限定される。また、データが増えるとそれに伴い疑似相関も増えることが広く一般的に知られている。上記2点を理由として、短期間を超える予測はデータの量や種類が巨大になっても将来予測の精度が必ずしも向上するわけではないと考えられる。また、これらの帰納的な推論には過去に起きたことがない事象に対して予測は不可能である。帰納的推論の限界と企業にとって重要度の高い領域は他の手法を検討する必要があると考える。

3意思決定の発生頻度が少ない全社戦略や事業戦略レベルにおいては、そもそもデータを取得することが困難かつ、施策の実行から結果の検証までにかかる時間が長い。そのような事柄については帰納的推論から意思決定の指針を導くことが困難であると考えられる。また、仮に社歴の長い企業が戦略レベルのデータを収集しても、時代の変化によって前提が変わってしまい意思決定の参考情報として不適切になってしまうことも考えられる。

図表 3.1 企業の意思決定レイヤーと機械学習やデータサイエンス等のアプローチについての関係性

	意思決定の発生頻度	実行から検証までの時間	機械学習やデータサイエンス等アプローチとの親和性
戦略レベル	少ない	長い	低い
戦術レベル	多い	短い	高い

（出所：筆者作成）

機械学習やデータサイエンス等にアプローチによってイノベーションが起きている領域は上記図の戦術レベル領域がほとんどである。例としてアマゾンのレコメンドシステムやグーグルの検索エンジン・広告配信システムなどが挙げられる。これらの特徴は対象となるユーザーの意思決定頻度が非常に多く、その意思決定による結果の検証に要する時間が短い。この２点の特徴を有するため膨大なデータが蓄積され、改善を迅速に行うことが可能になっていると考えられる。アマゾンを例として挙げると、ユーザーの購買に関わるデータが膨大に蓄積されているため、改善を迅速に行うことで高い経済性を実現している。しかし、これらのアプローチは戦略レベルでは機能することが困難である。

以上の理由から、帰納的推論による限界を整理した上で、企業の全社戦略や事業戦略レベルの意思決定を行なっていく際の意思決定基準を考えることは必要であると思われる。「意思決定の発生頻度」が少なく「実行から検証までの時間」が長い戦略レベルの領域において、データから基準を導くアプローチ以外で考えることが必要だと考えられる。

4 研究の目的と方法

本研究では、シミュレーションを作成して戦略レベルの意思決定基準についての考察を行なっていく。

4.1 研究の目的と検証方法

本研究では不確実性下における企業の投資の意思決定基準を考察することを目的としている。不確実性下における意思決定において、一回の意思決定と違う点は、生存性や累積リターンについて検証することにある。また、ブラックスワンのような不測の事態に対する対応力について考察することも目的の１つである。

本研究では、考察を行うために繰り返し意思決定を行うシミュレーション用い、4 つの意思決定基準の結果を比較して最適な意思決定基準についての考察を行う。また、シミュレーションにベキ分布に従う乱数生成を取り入れた場合、試行回数の中でブラックスワン現象が再現できない可能性がある。そのため、本研究では、ブラックスワンへの対応能力を保有資金の多さと定義し、累積リターンの多さをブラックスワンへの対応能力と考えることとした。

4.2 シミュレーション

ネイト（2013)でも言及されているように、全てのモデルは、存在する世界を止むを得ず単純化したものと考えられる。統計学者のジョージ・E・P ボックスも”全てのモデルは間違っているが、役に立つモデルもある”と言う表現をしている。社会科学における現実のモデル化は精緻に行おうとするほど複雑になってしまうことが考えられる。複雑すぎるモデルはシグナルよりもノイズに惑わされるリスクが高く、基本的な構造を再現することが困難になると考えられる。そこで本研究で作成するシミュレーションは変数を増やし過ぎないで少数の変数で構成し、その中で可能な限り現実を表現すること目指した。

4.2.1 シミュレーションの概要

本研究のシミュレーションは R 言語を用いて作成する。シミュレーションは、企業があらかじめ設定した意思決定基準に基づいて繰り返し投資の意思決定を行うものを作成した。投資案件への意思決定を通じ、リターンを得ることや損失を出すこと、破産を表現するメカニズムを取り入れた。そうすることで、意思決定基準に応じた生存性と累積リターンを検証することが可能となる。また、各意思決定基準の比較を行うために試行回数ごとに生成される乱数

は set.seed 関数で固定する。この手法をとることによって、意思決定基準以外の条件を同一にして比較を行うことが可能になる。

なお、本研究では、ブラックスワンへの対応能力を保有資金の多さと定義しているため、シミュレーションにはベキ分布に従う乱数は取り入れていない。

4.2.2 投資案件の規模が不変な条件のシミュレーション

① 期待値、リターン、成功確率、対数期待値の基準を選び、その基準を満たす投資案件を選ぶように設定する。
② sample1 = 10,000,000 単位を手持ち資金とする。
③ R 言語の set.seed 関数をシミュレーション内に組み込んで、試行回数ごとに発生する乱数を固定する。
④ 平均 1000000　標準偏差 300000 で正規分布に従い、乱数を 30 個生成する。この乱数 1 つ 1 つを投資案件と考える。
⑤ 0~1 までの範囲で一様分布に従う乱数を 30 個発生させる。この乱数 1 つ 1 つを投資の成功確率と考える。投資案件と成功確率はそれぞれ対応して組み合わさっている。
⑥ 0~1 までの範囲で一様分布に従う乱数を 1 個発生させる。意思決定基準に応じて選ばれた投資案件の成功確率と比較する。
⑦ ⑤の乱数の方が大きければ、選択した投資案件の数値が損失として手持ち金から引かれ、成功確率の方が高ければ投資案件と見立てた数値がリターンとして手持ち金に追加される。
⑧ Sample が 0 になったら試行はストップする。（破産を表現）
⑨ 100 サンプルの試行結果を確認し、“生存数”と“累積のリターン”を評価する。
⑩ ブラックスワンに対する耐性を「資金の保有量」と定義し、試行後の累積数値の多さ＝ブラックスワンへの耐性と定義して比較を行う。

【シミュレーションモデル例（期待値最大化の場合）】

```
func01 = function(n){
  sample1 <- 10000000
  # データフレーム定義
  df1 = data.frame()
  for(i in 1:n){
        set.seed(i)
    gene_invest <- (rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000))
    probability <- runif(n=30, min=0, max=1)
    expect <- gene_invest*probability
```

```
    decide <- max(expect)
    idx <- which.max(expect)

    if (sample1<0)
      sample1 <- sample1+0
    else if (runif(1)<probability[idx])
      sample1 <- sample1+gene_invest[idx]
    else
      sample1 <- sample1-(gene_invest[idx])
    # データフレームにsample1を入れていく
    df1 <- rbind(df1, sample1)
  }
  return(df1)
}
```

※他の 3 基準のシミュレーションモデルは Appendix 参照

4.3 用いる意思決定基準

本研究でシミュレーションでは、投資の意思決定基準として「期待値の最大化」「リターンの最大化」「成功確率の最大化」「対数期待値の最大化」を用いる。以下、各意思決定基準の特性を述べる。

4.3.1 期待値最大化

期待値とは、gene_invest = rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000)で生成された 30 個の乱数と probability = runif(n=30, min=0, max=1)で生成された３０個の乱数をそれぞれ乗じ、その数値が一番大きかったものを選ぶ。特性として、gene_invest か probability のいずれかが極端な値を取った場合に機会損失もしくは、損失可能性の高い選択をすることが考えられる。

4.3.2 リターン最大化

本研究におけるリターンとは、gene_invest = rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000)
において生成される 30 個の乱数の中で一番大きい値のものを指す。この投資基準を採用した場合、成功確率の高低に関わらず、gene_invest 乱数の中で一番大きな値を選び続ける。

特性として、成功確率の高低を考慮しないため生存確率が低くなる可能性が高いことや、成功を続けるサンプルについては大きな累積リターンを積み上げることが考えられる。

4.3.3 成功確率最大化

本研究における成功確率とは、probability = runif(n=30, min=0, max=1）において生成される 30 個の乱数の中で一番大きい値のものを指す。この投資基準を採用した場合、リターンの高低に関わらず、probability の乱数の中で一番大きな値を選び続ける。

特性として、成功確率の高低を優先するため生存率は高くなる可能性があることや、リターンの高低を考慮しないため累積のリターンについては大きく積み上がらない可能性が考えられる。

4.3.4 対数期待値最大化

対数期待値とは、gene_invest = log10(rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000)）で生成された30個の乱数とprobability = runif(n=30, min=0, max=1)で生成された30個の乱数をそれぞれ乗じ、その数値が一番大きかったものを選ぶ。特性として、対数をとることで期待値と比較して極端な値を選ぶ可能性が抑えられるので期待値最大化よりリスク回避的な基準と言える。

例としてリターンが300で成功確率が50%の場合とリターンが600で成功確率が25%の場合で期待値はどちらも150となるが、対数期待値の場合前者は1.23で後者は0.69となる。このように、期待値よりもリスク回避的な意思決定基準として機能する。

対数期待値の最大化はケリー基準とも呼ばれており、ウィリアム(2006)で紹介されている。特性としては、全てを失うリスクを 0 にするリスク回避的な基準でありながら、大きなリターンを狙えることである。ケリー基準よりもリスク回避的に行うものとして、ハーフケリーというケリー基準の半分のリスクを取る手法も存在する。

Samuelson（1971）では、繰り返し投資を行う期間が十分長ければ、ケリー基準は高い確率で得られる富が大きくなると認めた上でボラティリティの高さ等について批判をしている。

5 シミュレーションの結果

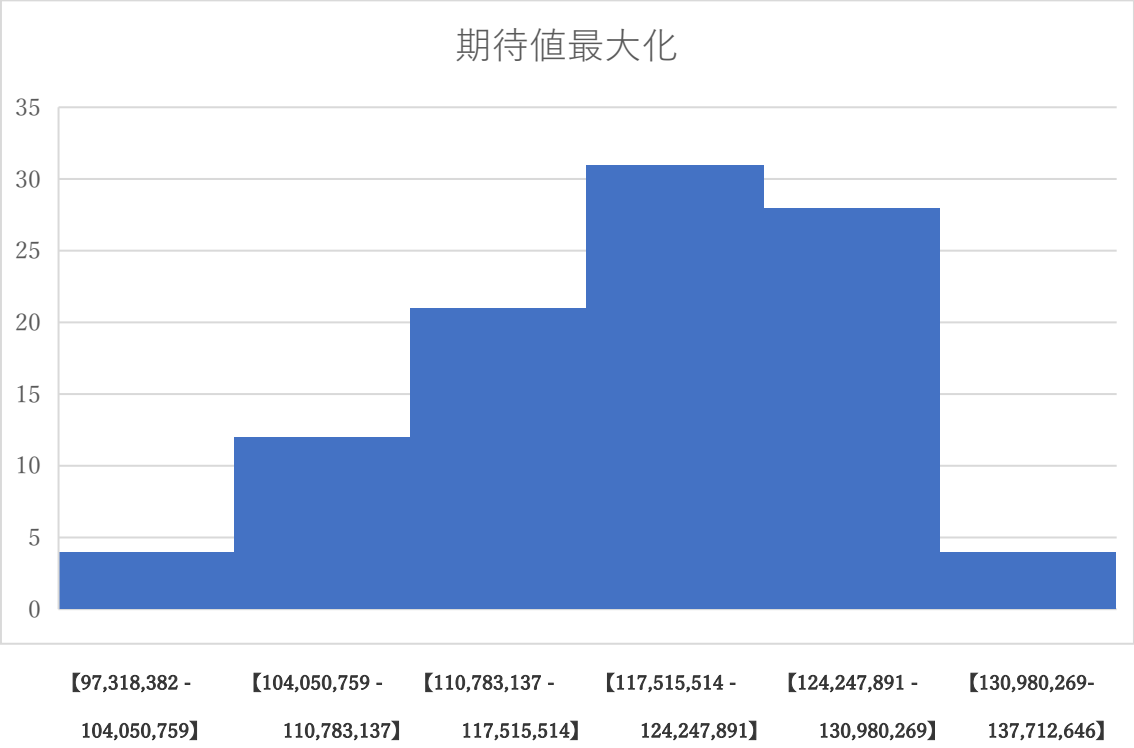
投資案件の規模が不変な条件での繰り返し意思決定を行うシミュレーション結果を検証していく。

シミュレーションは意思決定基準ごとに 100 サンプルで試行を行い、試行結果はヒストグラムと要約統計量を用いて検証する。縦軸にはサンプル数、横軸は累積リターンを表している。また最小値、中央値、平均値、最大値、標準偏差を指標とし、加えて破産したサンプル数を用いて比較をしている。

5.1 投資案件の規模が不変な条件での繰り返し意思決定

5.1.1 各意思決定基準で 100 回試行を繰り返すケース

図表 5.1 期待値最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果のヒストグラム

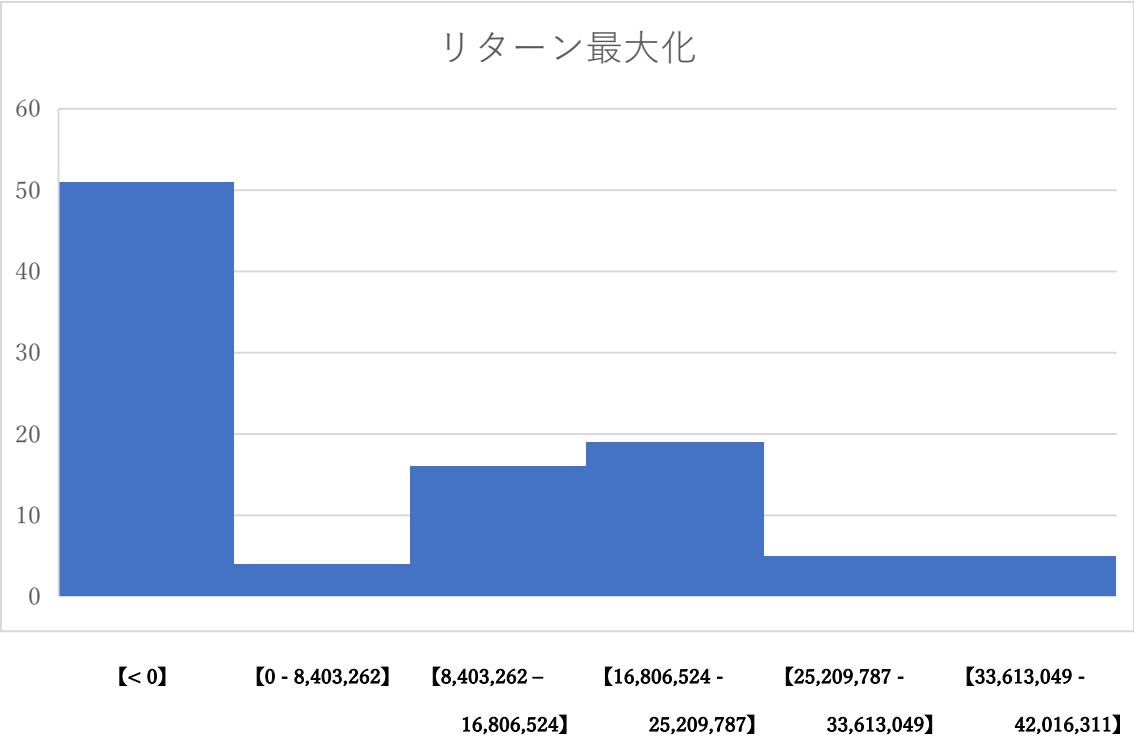


図表 5.2 期待値最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果の要約統計量

	min	median	mean	max	標準偏差	破産した サンプル数
期待値	97,318,382	120,595,748	119,360,654	137.712.646	7,954,958	0

期待値最大化の 100 回試行結果においては、生存性は高く累積リターンも全体の平均あたりを中心に分布していることがうかがえる。また、中央値が平均値よりも大きな数値となっていることも特徴である。

図表 5.3 リターン最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果のヒストグラム

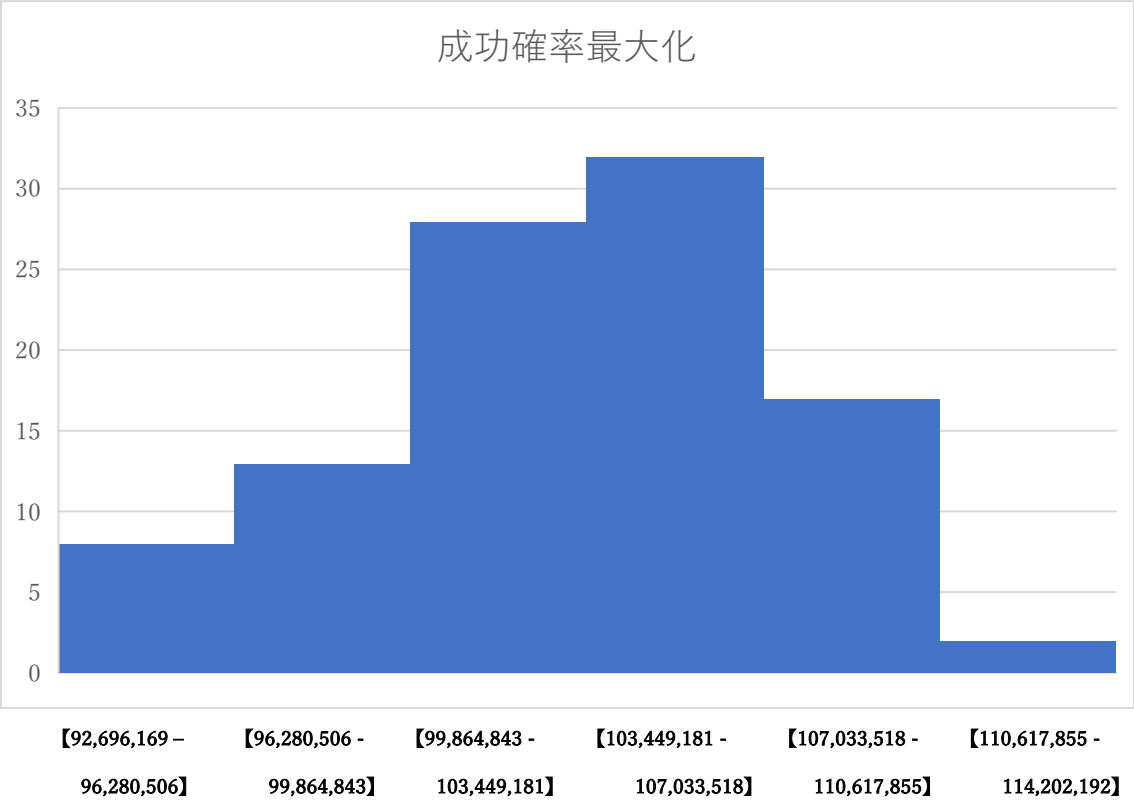


図表 5.4 リターン最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果の要約統計量

	min	median	mean	max	標準偏差	破産した サンプル数
リターン	-1.935,839	-35,312	8,875,019	42,016,311	11,694,215	51

リターン最大化の 100 回試行結果においては半数以上が生存することができず、中央値までマイナスになり全体としてのパフォーマンスは良いとは言えない状態である。累積のリターンも各意思決定基準の中で一番小さい結果となった。

図表 5.5 成功確率最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果のヒストグラム

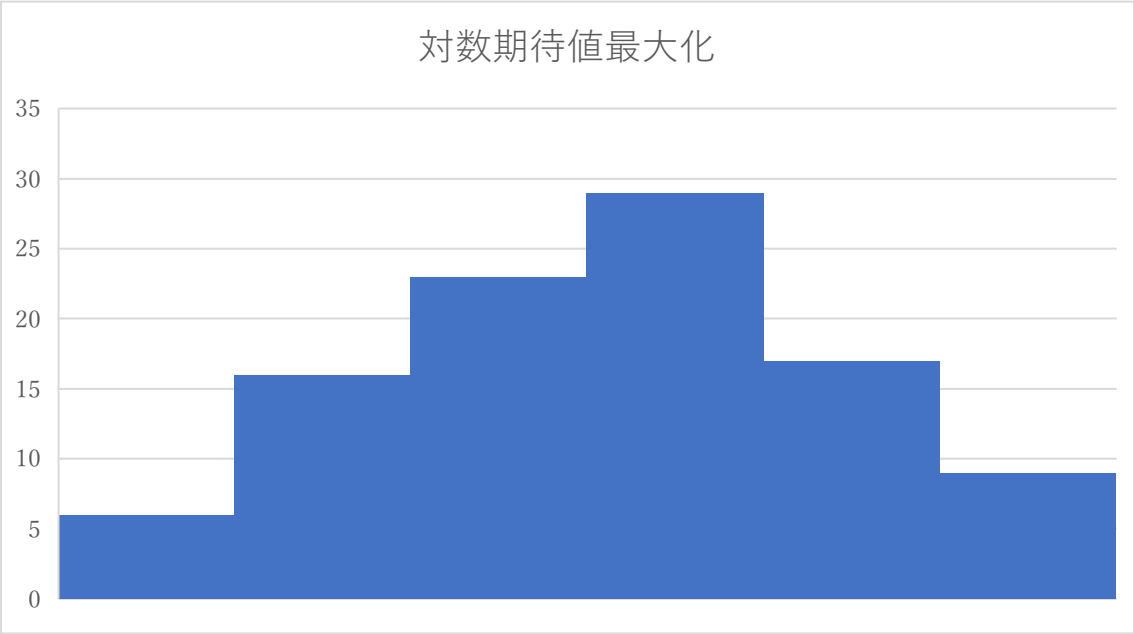


図表 5.6 成功確率最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果の要約統計量

	min	median	mean	max	標準偏差	破産した サンプル数
成功確率	92,696,169	103,527,050	103,343,843	114,202,192	4,404,478	0

成功確率最大化の 100 回試行結果においてはサンプル全てが生存し、期待値最大化の意思決定基準と同様で中央値と平均値の値が近い傾向にある。全体として期待値最大化や対数期待値最大化より少し低い累積リターンの分布になっている。

図表 5.7 対数期待値最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果のヒストグラム

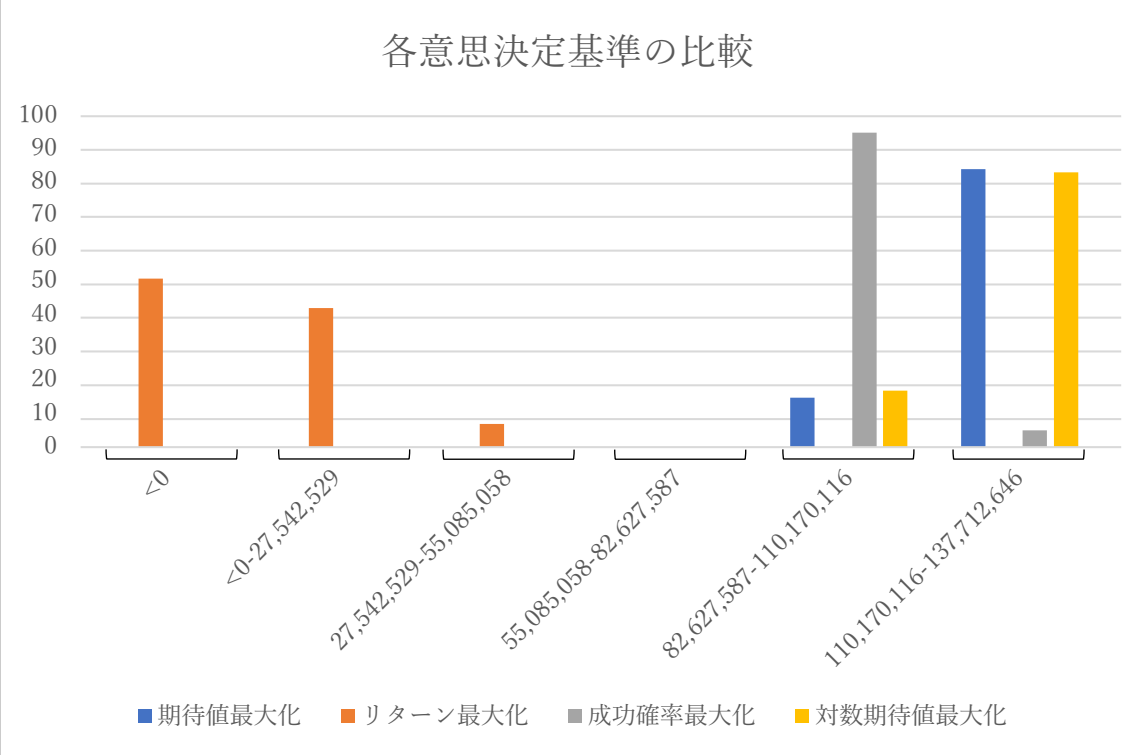


図表 5.8 対数期待値最大化の意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果の要約統計量

	min	median	mean	max	標準偏差	破産した サンプル数
対数期待値	104,492,816	115,416,909	114,863,466	124,184,875	4,307,027	0

対数期待値最大化の 100 回試行結果において生存性は高く、中央値と平均値の値が近い傾向にある。しかし、他の意思決定基準と異なるのは最小値が他の意思決定基準より高い数値になることや、期待値と比べて標準偏差が小さいことが挙げられる。

図表 5.9 各意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果のヒストグラム



図表 5.10 各意思決定基準で 100 サンプルが 100 回試行した結果の要約統計量

	min	median	mean	max	標準偏差	破産した サンプル数
期待値	97,318,382	120,595,748	119,360,654	137.712.646	7,954,958	0
リターン	-1.935,839	-35,312	8,875,019	42,016,311	11,694,215	51
成功確率	92,696,169	103,527,050	103,343,843	114,202,192	4,404,478	0
対数期待値	104,492,816	115,416,909	114,863,466	124,184,875	4,307,027	0

リターンの最大化においては生存確率が全基準の中で一番低く、累積リターンも一番小さい。一方期待値最大化はサンプル全体の生存率と累積リターンが全基準の中で高い傾向となった。注目すべきは、対数期待値最大化がサンプル全体の累積リターンについては期待値最大化より劣るものの、最小値が大きくなる点である。累積リターンの分散はやや広がってしまうが最小値が大きくなることは特徴的であると言える。

また、各意思決定基準を比較したヒストグラムから読み取れるように、期待値最大化と対数期待値最大化は他の意思決定基準よりリターンが大きくなる傾向にある。

6 考察

投資案件の規模が不変な条件のシミュレーションでは期待値最大化がサンプル全体のパフォーマンスについては高い傾向があり、最小値については対数期待値最大化が大きいが全体のパフォーマンスは劣るという結果であった。また、成功確率最大化は一貫して期待値最大化や対数期待値最大化よりも低いパフォーマンスであった。

このシミュレーションによる検証から以下のような考察ができる。成功確率最大化を志向することは生存性を高めるが、累積リターンを大きくすることについては劣る側面がある。リスクの選好度合いをいかに調整するかによって生存性と累積リターンの違いがあると考えられる。しかし、対数期待値最大化と他の意思決定基準を比較するとわかるように、リスク回避的な志向性でも累積リターンを大きくできる可能性はある。

7 まとめ

7.1 結論

持続性と累積リターンの２点を評価基準とした場合、期待値の最大化を選び続ける意思決定基準と対数期待値の最大化を意思決定基準とするものが、持続性と累積リターンの面で優れた結果となった。

この結論は、両者を比較した場合、結果の分散が大きくなるものの、対数期待値の最大化を意思決定基準として採用した方が生存確率やリターンの最小値を高くしつつ、結果のばらつきを小さくしていくことを狙える可能性がある。期待値最大化の方が、結果のばらつきを大きくする傾向にあるが、リターンの最大を選好し続けるよりも期待値の最大化が結果として累積のリターンが大きくなる。この２つの意思決定基準がブラックスワンのような不測の事態を念頭に置いた上での意思決定基準として有用である可能性がある。

成功した起業家がメディアで取り上げられる際には、リスクテイカーとしての側面が強調されがちであるが、本研究の結果に基づくと、それは行動の一側面であると考えられる。持続性と累積のリターンを最大化させていくことを考えた場合、リスクに対して慎重な意思決定を積み重ねることで最終的に大きなリターンを手にできる可能性が高まると考えられる。

7.2 本研究の課題について

本研究では、投資の意思決定基準を考察することを目的とし、シミュレーションを用いて検証と考察を行なった。

シミュレーションを用いる研究の課題は、複雑な世界を単純化したモデルに置き換えて検証をしていく点にある。本研究においてもその問点は例外ではない。実際のビジネスで起こりうる様々な事象や、検討に値する変数が抜けている可能性は否定できない。

例として

・状況に応じた意思決定基準の変更等の柔軟性を織り込むこと
・各事象が独立でなく、過去の結果が次の投資に影響を及ぼすようなこと
・前提として、市場特性を反映させたシミュレーション設定にすること

などは検討の余地がある。

また、本研究で用いたシミュレーションは投資の条件が不変のまま試行を行うものであったが、実際の企業活動を表現する際には手持ち資金が多くなることに比例して、投資案件の規模を大きくする仕様のシミュレーションにするこ

とも考えられる。そのようなシミュレーションにすることで、各意思決定基準のパフォーマンスの優劣は変化する可能性はある。

他にも、本研究において投資行為は手持ちの資金を使うことだけが、前提としたシミュレーションになっていたが、実際のビジネスにおいてはエクイティ（株式）及びデット（借り入れ）を活用することも選択肢である。
企業経営においてもレバレッジをかけた意思決定は選択肢の１つであるが本研究では対象の範囲外となっている。

本研究は様々な仮定や前提を基に成り立っている。しかし、複雑な世界を複雑なモデルで表現することにも問題がないわけではない。複雑なモデルで表現することで、変数間の関係性が見出しにくくなること等が挙げられる。自然科学であれば前提条件が変わることが想定されず再現性が担保されるが、社会科学においては前提条件が変わることは想定される。しかし、本研究で考察した意思決定基準による生存性や累積リターンの差異は、企業活動の持続性を高めることを検討する際に部分的に貢献できるはずである。

7.3 今後の研究の課題について

今回の研究では意思決定の前提を
１同じ規模の投資案件が繰り返し発生する（規模が大きくなると大きな投資案件を行える）
２全ての試行が独立であると仮定されていること（成功が成功を呼ぶ効果を含まれてない）
３成功確率が他社によって影響を受けない前提である（ゲーム理論的状況を考慮してない）
等が妥当性をさらに高めていくために必要な検証項目である。

ビジネス環境は、自然科学のような必ずしも再現性が担保されない領域に属しているので、前提を変えて複数の検討を行うことで妥当性を高めていくことが可能だと考えられる。オレル（2010)(2011)でも試行が独立にならない例
や、

また、本研究では市場環境等は同一の前提でシミュレーションを作成している。実際のビジネスでは市場環境が何通りかに分かれることが考えられる。

例として、完全競争市場や、寡占市場、ネットワーク外部性の強い winner take all の特性が強い市場と特色に応じてシミュレーションの前提を変化させることで、より現実に迫ることが可能であると思われる。昨今の研究ではバラバーシ・アルベルト・ラースロー（2019)のように外部的な現象を分析し、成功のメカニズムに迫るものもある。不確実性を下げることで意思決定の質を向上させることは可能なので、今後も発展的な研究が出ることを期待したい。

参考文献

・バラバーシ・アルベルト・ラースロー（2019)「ザ・フォーミュラ」光文社
・飯田耕司(2019)「不確実性への挑戦：意思決定分析の理論」三恵社
・伊藤俊秀(2006)「コンピューターシミュレーション」オーム社
・オレル・デイヴィッド(2010)「明日をどこまで計算できるか?」早川書房
・オレル・デイヴィッド(2011)「なぜ経済予測は間違えるのか?」河出書房新社
・ギルボア・イツァーク(2005)「決め方の科学―事例ベース意思決定理論」勁草書房
・ギルボア・イツァーク(2012)「意思決定理論入門」NTT 出版
・ギルボア・イツァーク(2014)「不確実性下の意思決定理論」勁草書房
・コッヘンダーファー マイケル ジェイ(2020)「不確定性下の意思決定」共立出版
・タレブ・ナシーム（2008)「まぐれ」ダイヤモンド社
・タレブ・ナシーム(2009)「ブラックスワン　上・下」ダイヤモンド社
・タレブ・ナシーム（2010）「強さと脆さ」ダイヤモンド社
・タレブ・ナシーム(2017)「反脆弱性　上・下」ダイヤモンド社
・シルバー・ネイト(2013)「シグナル＆ノイズ」日経 BP 社
・パウンドストーン・ウィリアム(2006)「天才数学者はこう賭ける」青土社
・コートニー・ヒュー(1997)「不確実時代の戦略と行動」HBR
・ピーター シュワルツ(2000)「シナリオプランニングの技法」東洋経済新報社
・福澤英弘(2016)「《新装版》不確実性分析 実践講座」ネクスプレス
・ポール・シューメーカー(2003)「ウォートン流シナリオプランニング」翔泳社
・ライファ・ハワード（1972)「決定分析入門 不確実性下の選択問題」東洋経済新報
・ライファ・ハワード(1999)「意思決定アプローチ―「分析と決断」」ダイヤモンド社
・REN KUN (2017)「R プログラミング本格入門」共立出版株式会社
・R サポーターズ(2017)「パーフェクト R」技術評論社
・SAMUELSON A. PAUL（1971）「The "Fallacy" of Maximizing the Geometric Mean in Long Sequences of Investing or Gambling(maximum geometric mean strategy/uniform strategies/asymptotically sufficient parameters)」

謝辞

年間を通じてご指導いただいた大林厚臣先生に感謝の意を表します。先生からのご指導がなければ研究は進むことがなかったでしょう。今年はコロナの影響でほとんどがインターネットを通じてのコミュニケーションでしたが、先生との時間は毎回非常に好奇心が刺激される時間でした。

副査の林高樹先生、井上哲浩先生にも修士論文のご指導及び素晴らしい授業をありがとうございました。

同級生で研究について相談させていただいた方々にも感謝しています。方向性が掴めない中で有益なフィードバックや励ましの言葉をいただけてありがたかったです。

最後に、この２年間を応援してくれた私の家族に感謝の意を表します。背中を押し支援をしてくれた両親、親友のような姉、叱咤激励をしてくれた兄の支えがなければ、この２年間はなかったと思っています。

多くの方の支えがあり研究を一通り終えること、KBS での生活を終えることができることを感謝致します。

Appendix

【使用シミュレーション】

期待値最大化の意思決定を継続するもの

```
func01 = function(n){
  sample1 <- 10000000
  # データフレーム定義
  df1 = data.frame()
  for(i in 1:n){
        set.seed(i)
    gene_invest <- (rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000))
    probability <- runif(n=30, min=0, max=1)
    expect <- gene_invest*probability
    decide <- max(expect)
    idx <- which.max(expect)

    if (sample1<0)
      sample1 <- sample1+0
    else if (runif(1)<probability[idx])
      sample1 <- sample1+gene_invest[idx]
    else
      sample1 <- sample1-(gene_invest[idx])

    # データフレームにsample1を入れていく
    df1 <- rbind(df1, sample1)
  }
  return(df1)
}
```

リターンの最大化の意思決定を継続するもの

```
func01 = function(n){
  sample1 <- 10000000
  # データフレーム定義
  df1 = data.frame()
  for(i in 1:n){
        set.seed(i)
    gene_invest <- (rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000))
    probability <- runif(n=30, min=0, max=1)
    expect <- gene_invest*probability
    idx <- which.max(gene_invest)

    if (sample1<0)
      sample1 <- sample1+0
    else if (runif(1)<probability[idx])
      sample1 <- sample1+gene_invest[idx]
    else
      sample1 <- sample1-(gene_invest[idx])
    # データフレームにsample1を入れていく
    df1 <- rbind(df1, sample1)
  }
  return(df1)
}
```

成功確率の最大化の意思決定を継続するもの

```
func01 = function(n){
  sample1 <- 10000000
  # データフレーム定義
  df1 = data.frame()
  for(i in 1:n){
        set.seed(i)
    gene_invest <- (rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000))
    probability <- runif(n=30, min=0, max=1)
    expect <- gene_invest*probability
    idx <- which.max(probability)

    if (sample1<0)
      sample1 <- sample1+0
    else if (runif(1)<probability[idx])
      sample1 <- sample1+gene_invest[idx]
    else
      sample1 <- sample1-(gene_invest[idx])
    # データフレームにsample1を入れていく
    df1 <- rbind(df1, sample1)
  }
  return(df1)
}
```

対数期待値最大化の意思決定を継続するもの

```
func01 = function(n){
  sample1 <- 10000000
  # データフレーム定義
  df1 = data.frame()
  for(i in 1:n){
        set.seed(i)
    gene_invest <- log10(rnorm(30, mean = 1000000, sd = 300000))
    probability <- runif(n=30, min=0, max=1)
    expect <- gene_invest*probability
    decide <- max(expect)
    idx <- which.max(expect)

    if (sample1<0)
      sample1 <- sample1+0
    else if (runif(1)<probability[idx])
      sample1 <- sample1+10^gene_invest[idx]
    else
      sample1 <- sample1-(10^gene_invest[idx])
    # データフレームにsample1を入れていく
    df1 <- rbind(df1, sample1)
  }
  return(df1)
}
```